

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.08.016

# 基于无人机数码影像的大豆育种材料叶面积指数估测

李长春<sup>1</sup> 牛庆林<sup>1,2</sup> 杨贵军<sup>2,3</sup> 冯海宽<sup>2,3</sup> 刘建刚<sup>2,3</sup> 王艳杰<sup>1,2</sup>

(1. 河南理工大学测绘与国土信息工程学院, 焦作 454000; 2. 农业部农业遥感机理与定量遥感重点实验室, 北京 100097; 3. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097)

**摘要:** 利用低成本的无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)高清数码影像获取系统,于2016年7—9月在山东省济宁市嘉祥县丰大豆育种基地,获取大豆育种材料试验区的R1—R2、R3、R5—R6共3个关键生育期的高清数码影像,首先利用高清数码影像中的黑白定标布,对数码影像的DN(Digital number, DN)值进行归一化标定,并构建标定的18个数码影像变量,然后基于900个育种小区的叶面积指数实测数据构建大豆育种材料叶面积指数的一元线性回归、逐步回归、全子集回归、偏最小二乘回归、支持向量机回归和随机森林回归模型,最后基于模型建立和验证的决定系数( $R^2$ )、均方根误差(RMSE)和归一化的均方根误差( $nRMSE$ )3个指标,筛选估测叶面积指数的最佳模型。研究表明,全子集回归模型中采用4个数码影像变量B、RGBVI、GLA和 $B/(R+G+B)$ 的多元线性回归模型对大豆育种材料叶面积指数的解析精度最优,模型建立的 $R^2$ 、RMSE和 $nRMSE$ 分别为0.69、0.99和17.90%,验证模型的 $R^2$ 、RMSE和 $nRMSE$ 分别为0.68、1.00和18.10%。结果表明,以无人机为遥感平台,搭载低成本的高清数码相机,利用高清数码影像进行大豆育种材料LAI估测是可行的,可以快速、有效、无损地获取大豆育种材料的长势信息,为筛选高产大豆品种提供一种低成本的可行方法。

**关键词:** 大豆育种材料; 叶面积指数; 标定; 无人机; 数码影像; 全子集回归

**中图分类号:** S25      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2017)08-0147-12

## Estimation of Leaf Area Index of Soybean Breeding Materials Based on UAV Digital Images

LI Changchun<sup>1</sup> NIU Qinglin<sup>1,2</sup> YANG Guijun<sup>2,3</sup> FENG Haikuan<sup>2,3</sup> LIU Jiangang<sup>2,3</sup> WANG Yanjie<sup>1,2</sup>

(1. School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China

2. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture, Ministry of Agriculture, Beijing 100097, China

3. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China)

**Abstract:** Soybean is an important source of protein and fat. The increase of soybean yield is playing a significant role in guaranteeing food security and satisfying market demanding. Therefore, rapid screening of soybean varieties with high yield and quality is of great significance to increase the total output of soybean. Leaf area index (LAI), which refers to the gross one-sided leaf area per surface area, is one of the critical phenotypic parameters to characterize crop canopy structure, and it has an important significance to evaluate crop photosynthesis, growth and predict yield. A rapid, non-destructive and efficient estimation of soybean LAI can assist the screening of high-yield varieties. Currently, lots of soybean breeding material plots is one the difficulties in soybean breeding, but traditional manual investigation method is time-consuming, inefficient job with certain degree of subjectivity. Unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing technology has become a research focus on precision agriculture application. It features the advantages of easy construction, low operation and maintenance cost and flexible mobility, and has been used to realize rapid, non-destructive, spatial continuous crop growth monitoring and crop yield estimation. Researches based on low-cost UAV high spatial resolution digital

收稿日期: 2017-05-08 修回日期: 2017-06-14

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(41601346、61661136003、41601364、41271345)、北京市农林科学院科技创新能力建设项目(KJCX20140417)和河南省基础与前沿研究项目(152300410098)

**作者简介:** 李长春(1976—),男,副教授,主要从事农业遥感长势监测与评估研究,E-mail: lichangchun610@126.com

**通信作者:** 冯海宽(1982—),男,副研究员,主要从事农业定量遥感与应用研究,E-mail: fenghaikuan123@163.com

images to estimate crop phenotypic parameters mainly focused on the crop cultivation and management sector. However, there are few researches on crop breeding. The high spatial resolution digital images of the Shengfeng academician workstation of soybean breeding experiment located in Jiaxiang County, Jining City, Shandong Province, China from July to September in 2016 were acquired using a low-cost UAV digital camera system. The obtained UAV data contained the high spatial resolution images of growth periods of R1 – R2, R3 and R5 – R6. At the same time, the average LAI values of 900 breeding plots on the ground were obtained. Firstly, the digital orthophoto map (DOM) was generated. The generated DOM was calibrated using the image values of black and white calibration tarps in the DOM image and a total of eighteen calibrated variables of  $R$ ,  $G$ ,  $B$ , MGRVI, RGBVI, GLA, ExG, WI, ExGR, CIVE, VARI,  $G/R$ ,  $G/B$ ,  $R/B$ ,  $R/(R+G+B)$ ,  $G/(R+G+B)$  and  $B/(R+G+B)$  were calculated based on existing research. Secondly, 70% of the total data pairs of the eighteen variables and corresponding ground-measured data were used to build models, including the unary linear regression, stepwise regression, total subset regression, partial least squares regression, support vector machine regression and random forest regression, while the remaining data pairs were used for model validation. Finally, the optimal prediction model for LAI was selected by comprehensively considering the determination coefficient ( $R^2$ ), root mean square error (RMSE) and normalized root mean square error ( $nRMSE$ ) of model building and validating. The results showed that the total subset regression, which included four variables of  $B$ , RGBVI, GLA and  $B/(R+G+B)$ , was the optimal estimation model of LAI. The  $R^2$ , RMSE and  $nRMSE$  of model building and validation were 0.69, 0.99, 17.90% and 0.68, 1.00, 18.10%, respectively. The spatial distribution map of LAI of soybean breeding materials area was generated. Compared with ground-measured values and DOM derived from digital camera images, the distribution map could well reflect the growth status of soybean breeding materials. The results showed that high spatial resolution digital images of soybean breeding materials could be obtained quickly using UAV remote sensing technology. After that, the qualitative and quantitative analysis can be carried out to monitor the status of soybean breeding materials in the study area. In general, the UAV remote sensing technology with digital camera was feasible in predicting the LAI of soybean breeding materials, and it can serve as a rapid, effective and non-destructive way for LAI estimation in large-scale soybean breeding area.

**Key words:** soybean breeding materials; leaf area index; calibration; unmanned aerial vehicle; digital images; total subsets regression

## 引言

叶面积指数(Leaf area index, LAI)指单位地表面积上单面绿叶面积的总和<sup>[1]</sup>,是重要的作物表型参数之一。LAI是反映作物群体冠层叶片空间分布的重要指标,与作物冠层叶子对光线的拦截和光合作用密切相关,是评价作物长势和预测产量的重要依据<sup>[2]</sup>。因此,快速、低成本和无损地估测 LAI 对选育高产优质大豆品种具有重要意义。

作物 LAI 测量方法可分为直接与间接两大类。直接测量法是通过进行破坏性取样,直接计算叶子的表面积,具有一定的主观性,且费时耗力,具有破坏性,只能进行小范围的测量。间接测量法又分为非成像法和成像法,非成像法得到的是不连续的点状 LAI 分布情况<sup>[3]</sup>;成像法主要是基于遥感原理的 LAI 反演方法,是农业定量遥感的重要组成部分<sup>[4]</sup>,得到的是连续的面状 LAI 空间分布,更易于直观地了解作物的空间长势情况。农业是遥感技术应用最重要和广泛的领域之一,遥感技术具有快速、无损地获取

地物信息的特点,正向着定量化和精准化的方向发展<sup>[5]</sup>。卫星、航空和地面遥感由于自身的局限性等因素在精准农业中的应用受到限制<sup>[6-8]</sup>。无人机遥感平台搭建容易、运行和维护成本低、机动灵活、飞行高度低、作业周期短,获取的遥感数据空间和时间分辨率高,成为在精准农业中应用的研究热点<sup>[9-10]</sup>。

无人机多光谱、高光谱和 LIDAR(Light detection and ranging, LIDAR)传感器质量相对较大,大大降低了无人机遥感平台的续航能力,且其价格昂贵,对应的后续数据处理过程复杂,严重阻碍了无人机遥感技术在精准农业中的广泛应用<sup>[11-19]</sup>。随着无人机和传感器技术的快速发展,无人机平台和数码相机均向着大众消费水平发展,具有价格低、微型化、质量轻和智能化的特点,数码相机的分辨率越来越高,这使得无人机搭载数码相机作为一种低成本的遥感数据获取平台成为可能,成为在精准农业中实用化研究的热点<sup>[19-23]</sup>。

目前,利用无人机遥感技术估测作物表型参数

的研究主要集中在精准农业中的作物栽培管理方面,但应用于作物育种表型参数的研究还很少。本文以 900 个大豆育种材料小区的无人机高清数码影像和对应的田间实测 LAI 数据为基础,构建一元线性回归、逐步回归、全子集回归、偏最小二乘回归、支持向量机回归和随机森林回归模型估测 LAI,并基于模型建立和验证的  $R^2$ 、RMSE 和  $n$ RMSE 3 个指标,筛选估测 LAI 的最佳模型,期望将低成本的无人机遥感技术应用于大豆育种,快速、无损和高通量地监测、评价大豆育种材料的冠层长势和产量潜力,以期为规模化大豆育种选育高产优质大豆品种提供快速、低成本、高效的技术手段。

## 1 材料与方 法

### 1.1 试验材料与 设计

于 2016 年 7—9 月在山东省济宁市嘉祥县瞳里镇杨庄村的山东圣丰院士工作站大豆育种试验田进行田间试验,该试验田位于山东省西南部,地处鲁中南山地与黄淮海平原交接地带,属黄河冲击平原,土壤类型为黏壤土,具体位置为北纬  $35^{\circ}29'44''\sim 48''N$ 、东经  $116^{\circ}23'12''\sim 16''E$ 。试验区海拔高度 30 m,气候类型属于暖温带季风大陆性气候,气候温和,四季分明,阳光充沛,年平均气温  $13.3\sim 14.1^{\circ}C$ ,降水量  $597\sim 820$  mm 左右,平均无霜期 199 d,农作物以小 麦、玉米和大豆为主。

研究区为大豆育种品系比较试验材料区(简称品比区),试验小区采用随机区组设计,共 300 个大豆育种材料,每个育种材料设置 3 个重复,共 900 个育种材料,依据大豆育种材料生育特性,将育种材料分为早熟组、中熟组和晚熟组,所选育种材料具有较好的代表性。品比区育种材料小区行长 6 m,行宽 40 cm,株距 12.5 cm,每行 52 株,每个小区共有 5 行,种植密度为  $18\sim 21$  万株/ $hm^2$ ,共 18 行,每行 50 个育种材料小区,总共 900 个育种材料小区(图 1)。试验区栽培管理措施与一般大田管理措施相同。选择始花期—盛花期(R1—R2)、始荚期(R3)、始粒期—满粒期(R5—R6)获取大豆育种品系比较试验材料区域的无人机高清数码影像和每个育种材料小区的 LAI。

### 1.2 大豆育种材料的 LAI 与无人机数码影像的获取及预处理

分别于 R1—R2 期(2016 年 7 月 27 日)、R3 期(2016 年 8 月 18 日)和 R5—R6 期(2016 年 9 月 9 日)3 个生育期采集大豆育种材料品比区的无人机高清数码影像和育种材料小区的 LAI。利用 LAI—2200C 型植物冠层分析仪对 900 个大豆育种材料小区进行

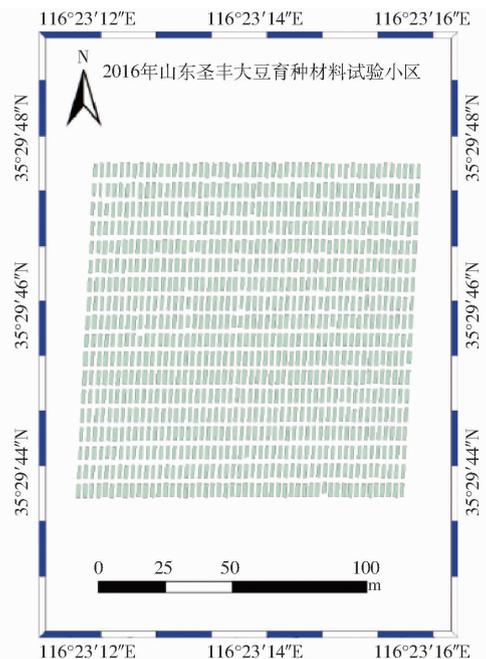


图 1 大豆育种材料试验小区

Fig. 1 Test plots of soybean breeding materials

LAI 的测量。LAI—2200C 型植物冠层分析仪利用“鱼眼”光学传感器(垂直视野范围  $148^{\circ}$ ,水平视野范围  $360^{\circ}$ )测量作物冠层上、下 5 个角度的透射光线,利用植被冠层的辐射转移模型计算 LAI 冠层结构参数。LAI 测量时,尽量避免太阳光直射,在面对太阳的方向上,旋转  $180^{\circ}$ ,即在背向太阳光一侧,先测一个天空光,再依次放在靠近大豆育种材料根部位置测量 4 个目标值,始终保持镜头水平,最后获得大豆育种材料小区的平均 LAI 值。3 个生育期共获取 2 695 个大豆育种材料 LAI 样本数据(LAI 最大值 9.61, LAI 最小值 0.68, LAI 平均值 5.53, LAI 标准差 1.77, LAI 变异系数 0.32),其方差较大,大于一般的大田作物,主要是由大豆育种材料自身的特性所决定的。

利用八旋翼电动无人机(单臂长 386 mm,机身净质量 4.2 kg,载物质量 6 kg,续航时间 15~20 min)搭载高清数码相机为数据获取平台,配备位置与姿态系统(Position and orientation system, POS)实时获取数据采集时刻传感器位置、姿态信息。高清数码相机型号为索尼 Cyber-shot DSC—QX100,其主要参数为:质量 179 g,尺寸  $62.5\text{ mm}\times 62.5\text{ mm}\times 55.5\text{ mm}$ ;2 090 万像素 CMOS 传感器;焦距 10 mm(定焦拍摄)。在地面数据采集时(10:00—14:00),同步获取无人机高清数码影像。影像获取时,太阳光辐射强度稳定,天空晴朗无云,无人机飞行高度 100 m,获得的影像空间分辨率为 0.023 m。在获取无人机高清数码影像前,在飞行区域内布置地面黑白布,用于数码影像 DN 值的标定,降低相机的系统

误差。

借助 Agisoft PhotoScan 软件进行无人机高清数码影像的拼接处理。将数码影像与传感器 POS 数据进行匹配,利用 POS 数据与对应的数码影像,进行大豆育种材料特征点的提取与匹配,得到优化的相机位置参数并生成大豆育种材料稀疏点云;基于优化的相机位置参数和影像本身进行大豆育种材料密集点云的生成;基于生成的密集点云,重建大豆育种材料表面的 3D 多边形网格,即大豆育种材料冠层表面几何结构的生成;最终生成大豆育种材料试验区的冠层正射影像。

### 1.3 数码影像变量选取

3 个生育期的大豆育种材料正射影像中黑白布的分布情况如图 2 所示,统计其 DN 值。从不同生育期数码正射影像中黑白布 DN 值的统计结果可以看出,不同生育期获取数码影像时的天空光条件是不一样的。由于无人机数码影像获取的大豆育种材料冠层信息是冠层的真实信息和误差信息的和,在进行数据归一化的过程中,含有作差的方式,能够消除数据中的相同误差,因此,为了减少天空光误差和数码相机系统误差的影响,基于黑白布的 DN 值,对所获取的大豆育种材料高清正射影像的 DN 值进行归一化处理,归一化后的黑白布 DN 值如表 1 所示。从 DN 值归一化的结果可以看出,归一化后白布的 DN 值接近于 1,而黑布的 DN 值接近于 0,其中归一化后白布的 DN 值偏离 1 的绝对值最大为 0.998 19,归一化后黑布的 DN 值偏离 0 的绝对值最大的是 -0.008 66。

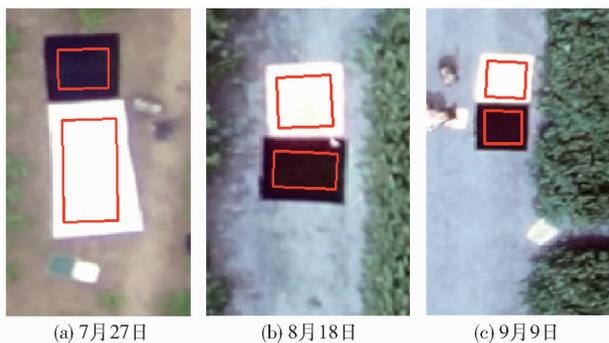


图 2 标定数码影像 DN 值的黑白布

Fig. 2 Black and white cloth of calibrating digital image DN values

从归一化处理后的无人机高清数码正射影像中,提取每个实测小区大豆育种材料冠层的红、绿和蓝通道的影像归一化后的平均 DN 值,得到 3 类特征参数:红( $R$ )、绿( $G$ )和蓝( $B$ )单通道小区平均 DN 值;绿光与红光比值( $G/R$ )、绿光与蓝光比值( $G/B$ )和红光与蓝光比值( $R/B$ )3 个比值型色彩参数;红

表 1 不同生育期所获取的黑白布 DN 值归一化标定前后的结果

Tab. 1 Results obtained before and after normalization of black and white DN values in different growth stages

数据类型	布 类型	生育期		
		7 月 27 日	8 月 18 日	9 月 9 日
原始 DN 值	红	244.2	246.3	251.0
	白布			
	绿	249.4	249.0	252.0
	蓝	250.4	248.5	253.2
	黑布			
	红	50.3	54.6	64.4
归一化后 DN 值	绿	69.6	70.2	70.5
	蓝	77.6	72.6	71.7
	红	0.999 69	0.999 78	0.998 26
	白布			
	绿	0.999 71	0.999 42	0.998 19
	蓝	0.999 97	1.000 01	0.998 90
归一化后 DN 值	红	-0.002 42	-0.008 66	0.000 50
	黑布			
	绿	-0.002 09	0.000 49	0.002 13
	蓝	-0.000 98	-0.001 74	0.001 47

光标准化值( $R/(R+G+B)$ )、绿光标准化值( $G/(R+G+B)$ )和蓝光标准化值( $B/(R+G+B)$ )3 个可见光标准化值。依据前人研究结果及 LAI 和植被指数之间的关系,选择 9 个可见光植被指数,共 18 个数码影像变量(表 2)。

### 1.4 方法

首先利用选取的数码影像变量与 LAI 进行相关性分析,得到与 LAI 相关性较高的数码影像变量;其次,基于一元线性回归分析、逐步回归分析、全子集回归分析、偏最小二乘回归分析、支持向量机回归分析和随机森林回归分析方法,随机选择 70% 的样本数据作为建模数据集,构建 LAI 估测模型,利用未参与建模的 30% 样本数据作为验证数据集,进行 LAI 估测模型预测能力的评价。

一元线性回归分析是基于数码影像变量与 LAI 的相关性分析结果,选择相关性较高的影像变量进行 LAI 估测模型的建立。逐步回归分析在进行估测模型的建立时,模型会一次添加或删除一个变量,在每一步中,变量都会被重新评价,对模型没有贡献的变量将会被删除,预测变量可能会被添加、删除好几次,直到得到最优模型为止。全子集回归分析是指筛选所有可能的变量组合,并进行模型的建立,其中所用的评价指标是调整  $R^2$ ,与  $R^2$  (预测变量解释响应变量的程度)类似,但其考虑了模型的变量数目,当预测变量数目较多时, $R^2$  容易导致过拟合现象,很可能会丢失数据的偶然变异信息,而调整  $R^2$  提供了更为真实的  $R^2$  估计。赤池信息量准则 (Akaike information criterion, AIC) 考虑了模型的统计拟合度以及用来拟合的变量数目,AIC 值较小的模型需优先选择,它表明模型用较少的变量获得了足够的拟

表 2 与 LAI 相关的数码影像变量  
Tab.2 Digital image variables related to LAI

影像变量	公式	参考文献	变量编号
$R$	$R = R$	√	$R$
$G$	$G = G$	√	$G$
$B$	$B = B$	√	$B$
Modified green red vegetation index	$MGRVI = (G^2 - R^2)/(G^2 + R^2)$	[18]	VI1
Red green blue vegetation index	$RGBVI = (G^2 - BR)/(G^2 + BR)$	[18]	VI2
Green red vegetation index	$GRVI = (G - R)/(G + R)$	[20]	VI3
Green leaf algorithm	$GLA = (2G - R - B)/(2G + R + B)$	[21]	VI4
Excess green index	$ExG = 2G - R - B$	[22]	VI5
Woebbecke index	$WI = (G - B)/(R - G)$	[22]	VI6
Excess green minus excess red index	$ExGR = ExG - 1.4R - G$	[23]	VI7
Color index of vegetation	$CIVE = 0.441R - 0.881G + 0.385B + 18.78745$	[24]	VI8
Vegetation atmospherically resistant index	$VARI = (G - R)/(G + R - B)$	[25]	VI9
$G/R$	$G/R = G/R$	√	VI10
$G/B$	$G/B = G/B$	√	VI11
$R/B$	$R/B = R/B$	√	VI12
$R/(R + G + B)$	$R/(R + G + B) = R/(R + G + B)$	√	VI13
$G/(R + G + B)$	$G/(R + G + B) = G/(R + G + B)$	√	VI14
$B/(R + G + B)$	$B/(R + G + B) = B/(R + G + B)$	√	VI15

注:“√”表示数字图像特征参数。

合度。利用 AIC 值、回归系数的显著性及  $R^2$ 、RMSE 和  $nRMSE$ , 进行逐步回归分析和全子集回归分析模型变量的筛选。偏最小二乘回归的基本原理是分别提取因变量和自变量的主成分信息, 基于提取的主成分信息进行其对自变量信息和因变量信息的最小二乘回归分析, 然后利用主成分变换, 最终得到因变量与自变量的回归方程, 其中最佳主成分个数的确定是其分析中的难点, 其优点是自变量对因变量的回归分析一般不会出现过拟合现象。基于带径向基函数(Radial basis function, RBF)的支持向量机模型进行回归建模时, Gamma 和成本(Cost) 2 个参数对模型影响较大。Gamma 是核函数的参数, 控制分割超平面的形状, Gamma 越大, 通常导致支持向量越多, 意味着训练样本到达范围越广, 而越小则意味着到达范围越窄, 所以必须大于 0; 成本参数代表犯错的成本, 越大的成本意味着模型对误差的惩罚越大, 将生成一个越复杂的模型, 对应的训练集中的误差也会越小, 但也意味着可能存在过拟合问题, 即对新样本单元的预测误差可能很大, 相反, 较小的成本意味着模型越简单, 但可能会导致欠拟合, 所以必须大于 0。随机森林涉及对样本单元和变量进行抽样, 从而生成大量的决策树, 所有决策树预测的众数即为随机森林最后的预测结果, 是较新的机器学习模型, 同其他的回归分析模型一样, 其优点是不需要考虑变量之间的多重共线性问题, 不用进行变量的选择, 并且它对离群值不敏感, 能够进行变量的预

测, 但其缺点是不能得到详细的模型估测方程。

### 1.5 统计分析

选取决定系数( $R^2$ )、均方根误差(RMSE)和归一化的均方根误差( $nRMSE$ )作为评价估测模型与验证模型精度的指标。估测模型与验证模型的  $R^2$  越大, 相对应的 RMSE 和  $nRMSE$  越小, 则模型估算能力越好。其计算公式分别为

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2}{n \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$nRMSE = \frac{RMSE}{x} \times 100\% \quad (3)$$

式中  $x_i, \bar{x}$ ——实测值、实测值均值  
 $y_i, \bar{y}$ ——估测值、估测值均值  
 $n$ ——估测模型样本数量

## 2 结果与分析

### 2.1 对高清数码正射影像进行定性分析

从获取的高清数码正射影像中, 可以对大豆育种材料的整体生长态势进行定性的分析。在 7 月 27 日获取的数码影像中可以快速地评价大豆育种材料的种植密度情况以及是否存在缺苗的情况, 并且从整体上可以明显地分辨出整个研究区内大豆育

种材料的叶子颜色分为浅绿和深绿两种颜色,这可能是由于育种材料本身的特性所决定的。在8月18日获取的数码影像中,很容易地发现研究区中有2个育种小区的大豆材料长势较差,可为快速采取相应的处理措施提供指导。在9月9日获取的数码

影像中,可以发现研究区中存在一个异常小区,全是裸土。通过多生育期大豆育种材料的生长态势监测叶子的颜色,可对研究区内大豆育种材料的生长情况进行快速的监测。图3为获取的大豆育种材料正射影像中局部大豆长势情况及叶子的颜色差别。

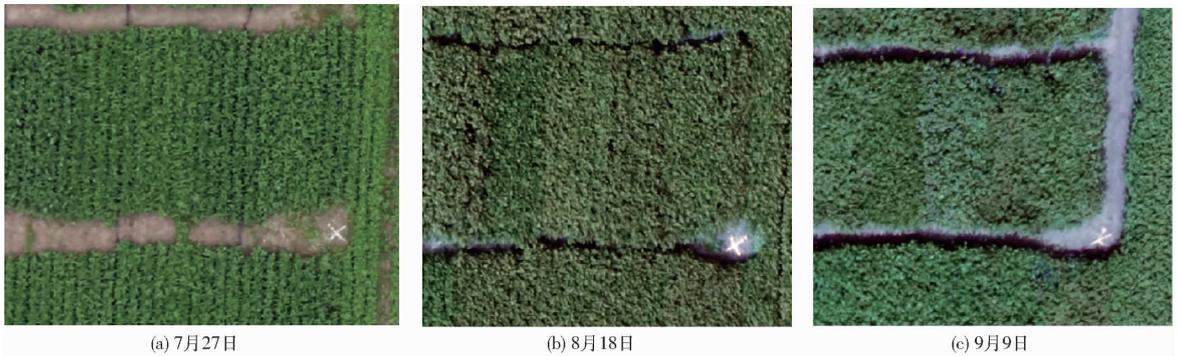


图3 局部大豆育种材料的高清数码正射影像

Fig. 3 Local high spatial resolution digital orthophoto maps of soybean breeding materials

### 2.2 数码影像变量与 LAI 相关性分析

随机选择 70%,共 1 887 个样本数据组成建模数据集,并构建数码影像变量,与 LAI 进行相关性分析,其结果如图 4 所示。参考相关系数检验临界值表进行变量的显著性检验,当自由度为 1 000、相关系数的绝对值大于 0.081 时,达到 0.01 显著水平,而本文相关性分析的自由度为 1 885,当相关系数的绝对值大于 0.081 时,能保证达到 0.01 显著水平。从图 4 中可以得知,数码影像变量 *B*、*RGBVI*、*GLA*、

$WI$ 、 $G/(R + G + B)$  和  $B/(R + G + B)$  与 LAI 之间的相关系数的绝对值均大于 0.7,远大于 0.081,达到 0.01 显著水平。同时,数码影像变量 *B* 与 *RGBVI*、*GLA*、 $WI$ 、 $G/(R + G + B)$  和  $B/(R + G + B)$  之间的相关系数、*RGBVI* 与 *GLA*、 $WI$ 、 $G/(R + G + B)$  和  $B/(R + G + B)$  之间的相关系数、*GLA* 与  $WI$ 、 $G/(R + G + B)$  和  $B/(R + G + B)$  之间的相关系数、 $WI$  与  $G/(R + G + B)$  和  $B/(R + G + B)$  之间的相关系数、 $G/(R + G + B)$  与  $B/(R + G + B)$  之间的相关系数的绝对值

	LAI																		
LAI	1																		
<i>R</i>	-0.23	1																	
<i>G</i>	0.53	-0.02	1																
<i>B</i>	0.76	-0.39	0.81	1															
VI1	0.51	-0.9	0.4	0.72	1														
VI2	-0.8	0.09	-0.75	-0.92	-0.46	1													
VI3	0.38	-0.95	0.27	0.59	0.94	-0.29	1												
VI4	-0.77	0.11	-0.78	-0.93	-0.47	0.98	-0.32	1											
VI5	-0.55	0.03	0	-0.45	-0.14	0.65	-0.05	0.59	1										
VI6	0.76	-0.6	0.66	0.95	0.86	-0.84	0.74	-0.83	-0.45	1									
VI7	-0.43	-0.64	-0.51	-0.41	0.31	0.69	0.46	0.67	0.55	-0.2	1								
VI8	0.37	0.1	-0.26	0.18	-0.07	-0.42	-0.13	-0.36	-0.96	0.2	-0.47	1							
VI9	0.47	-0.85	0.44	0.74	0.92	-0.47	0.95	-0.51	-0.15	0.83	0.25	-0.06	1						
VI10	-0.01	-0.02	-0.01	0.01	0.02	-0.01	0.02	-0.01	-0.03	0.02	0	0.03	0.02	1	VI11				
VI11	0.25	-0.21	0.2	0.31	0.29	-0.27	0.25	-0.26	-0.17	0.33	-0.06	0.09	0.27	0.01	1	VI12			
VI12	0.21	-0.15	0.16	0.25	0.23	-0.22	0.15	-0.2	-0.14	0.26	-0.06	0.08	0.2	0	0.99	1	VI13		
VI13	-0.63	0.8	-0.53	-0.85	-0.95	0.64	-0.92	0.66	0.3	-0.93	-0.09	-0.06	-0.95	-0.02	-0.31	-0.23	1	VI14	
VI14	-0.76	0.13	-0.78	-0.93	-0.48	0.97	-0.34	1	0.57	-0.83	0.64	-0.34	-0.53	-0.01	-0.25	-0.2	0.68	1	VI15
VI15	0.75	-0.51	0.71	0.97	0.78	-0.88	0.69	-0.9	-0.47	0.97	-0.3	0.21	0.81	0.02	0.3	0.23	-0.92	-0.91	1

图4 数码影像变量与 LAI 的 Pearson 相关系数分析结果

Fig. 4 Results of Pearson correlation coefficient analysis between digital image variables and LAI

均大于 0.8,远大于 0.081,表明这些数码影像变量之间的相关性达到 0.01 显著水平。

### 2.3 大豆育种材料 LAI 估测模型构建

基于数码影像变量与 LAI 的相关性分析结果,选出相关系数绝对值大于 0.7 的数码影像变量进行

大豆育种材料 LAI 的一元线性回归模型构建,其结果如表 3 所示。综合考虑一元线性回归模型的 AIC 值、 $R^2$ 、RMSE 和  $nRMSE$ ,选择最优的一元线性估测模型变量是 RGBVI,模型  $R^2$ 、RMSE 和  $nRMSE$  分别为 0.64、1.07 和 19.30%。

表 3 数码影像变量与 LAI 的一元线性回归分析结果

Tab.3 Results of unary linear regression analysis between digital variables and LAI

数码影像变量	回归方程	AIC 值	$R^2$	RMSE	$nRMSE/\%$
B	$y = 12.15x + 4.19$	5 892.21	0.58	1.15	20.86
RGBVI	$y = -7.27x + 12.10$	5 599.09	0.64	1.07	19.30
GLA	$y = -8.39x + 10.12$	5 840.93	0.59	1.14	20.58
WI	$y = 1.83x + 7.54$	5 911.80	0.57	1.16	20.97
$G/(R + G + B)$	$y = -11.88x + 13.11$	5 898.00	0.57	1.15	20.89
$B/(R + G + B)$	$y = 6.38x + 4.48$	5 921.85	0.57	1.16	21.02

将选取的 18 个数码影像变量进行逐步回归分析,构建大豆育种材料 LAI 估测模型,并计算模型的 AIC 值、 $R^2$ 、RMSE 和  $nRMSE$ ,结果如表 4 所示。综合考虑逐步回归分析模型的评价指标,选择了 G、

MGRVI 和 RGBVI 3 个变量进行多元线性回归分析,构建 LAI 估测模型,模型  $R^2$ 、RMSE 和  $nRMSE$  分别为 0.67、1.01 和 18.26%。

将 18 个数码影像变量与对应的 LAI 数据进行

表 4 数码影像变量与 LAI 的逐步回归分析结果

Tab.4 Results of stepwise regression analysis between digital image variables and LAI

自变量个数	影像变量	AIC 值	回归系数的显著性	$R^2$	RMSE	$nRMSE/\%$
18	R、G、B、MGRVI、RGBVI、GRVI、GLA、ExG、WI、ExGR、CIVE、VARI、 $G/R$ 、 $G/B$ 、 $R/B$ 、 $R/(R + G + B)$ 、 $G/(R + G + B)$ 、 $B/(R + G + B)$	5 284.95	1 个极显著,4 个较显著,1 个显著,13 个不显著	0.70	0.97	17.64
9	R、G、B、MGRVI、RGBVI、GRVI、WI、 $G/R$ 、 $R/(R + G + B)$	5 277.37	5 个极显著,2 个较显著,1 个显著,2 个不显著	0.70	0.97	17.65
8	R、G、B、MGRVI、RGBVI、GRVI、WI、 $G/R$	5 278.72	7 个极显著,1 个显著,1 个不显著	0.70	0.97	17.66
7	R、G、B、MGRVI、RGBVI、GRVI、WI	5 281.84	7 个极显著,1 个不显著	0.69	0.97	17.69
6	R、G、B、MGRVI、RGBVI、GRVI	5 291.03	6 个极显著,1 个不显著	0.69	0.98	17.74
5	R、G、MGRVI、RGBVI、GRVI	5 302.67	5 个极显著,1 个显著	0.69	0.98	17.81
4	R、G、MGRVI、RGBVI	5 366.78	5 个极显著	0.68	1.00	17.81
3	G、MGRVI、RGBVI	5 394.43	4 个极显著	0.67	1.01	18.26
2	MGRVI、RGBVI	5 468.56	3 个极显著	0.66	1.03	18.64

全子集回归分析,分析结果如图 5 所示,其中横坐标表示数码影像变量,纵坐标表示模型所对应的调整  $R^2$ 。基于全子集回归分析结果,计算模型的 AIC 值、 $R^2$ 、RMSE 和  $nRMSE$ ,结果如表 5 所示。综合分析全子集回归分析模型的评价指标,选择 B、RGBVI、GLA 和  $B/(R + G + B)$  4 个变量的多元线性回归分析估测模型,模型的  $R^2$ 、RMSE 和  $nRMSE$  分别为 0.69、0.99 和 17.90%。

利用 18 个数码影像变量,基于 1 887 个建模样本数据和 808 个模型验证样本,进行偏最小二乘回归分析,结果如图 6 所示。综合分析建立模型的  $R^2$  和 RMSE 以及验证模型的  $R^2$  和 RMSE,进行估测模型预测能力的综合评价。选取偏最小二乘回归分析的 5 个主成分时,虽然主成分的个数较少,但估测

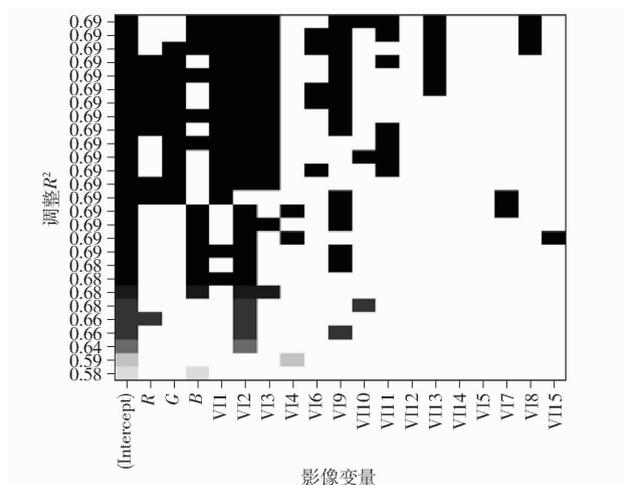


图 5 全子集回归分析结果

Fig.5 Results of total subsets regression analysis

LAI 模型和验证 LAI 模型的  $R^2$  与 10 个主成分相比,降低的较少, RMSE 增大的也较少,因此,选取 5 个主成分的偏最小二乘回归进行大豆育种材料 LAI 的估测。

利用 18 个数码影像变量与相对应的 LAI 进行支持向量机模型的回归分析,其中建模数据集的样本数为 1 887 个,验证模型的样本数为 808 个,共利

用 7 个不同的 Gamma 参数(从 0.000 01 到 10)以及 7 个成本参数(从 0.001 到 1 000),共拟合 49 个模型,并比较了其结果,选择训练集中 10 折交叉验证误差最小的模型,其模型最优参数 Gamma 为 0.01,成本参数 Cost 为 10。利用所筛选的最优参数进行支持向量机模型建立,并利用未参与建模的样本进行模型预测能力评价,其结果如表 6 所示。

表 5 全子集回归模型的评价指标计算结果

Tab. 5 Evaluation index results of total subsets regression model

自变量个数	影像变量	AIC 值	回归系数的显著性	$R^2$	RMSE	$nRMSE/\%$
2	RGBVI、VARI	5 530.78	3 个极显著	0.65	1.05	18.94
2	R、RGBVI	5 461.91	3 个极显著	0.66	1.03	18.60
2	RGBVI、G/R	5 599.15	2 个极显著,1 个不显著	0.64	1.06	19.29
3	B、RGBVI、GRVI	5 366.62	4 个极显著	0.68	1.00	18.13
3	B、MGRVI、RGBVI	5 341.98	4 个极显著	0.68	0.99	18.01
3	B、RGBVI、VARI	5 475.93	4 个极显著	0.66	1.03	18.66
4	B、MGRVI、RGBVI、VARI	5 340.21	4 个极显著,1 个不显著	0.68	0.99	17.99
4	B、RGBVI、GLA、 $B/(R+G+B)$	5 321.50	5 个极显著	0.69	0.99	17.90
4	B、RGBVI、GRVI、VARI	5 354.02	5 个极显著	0.68	1.00	18.06

表 6 支持向量机的回归分析结果

Tab. 6 Analysis results of support vector machine regression

类别	样本个数	$R^2$	RMSE	$nRMSE/\%$
建模	1 887	0.71	0.95	17.29
验证	808	0.70	0.99	17.76

利用 18 个数码影像变量与相对应的 LAI 进行随机森林模型回归分析,其中建模数据集的样本个数为 1 887 个,验证模型的样本个数为 808 个,随机森林分类树每个节点用来二分数数据的自变量个数为 3,建模和模型验证的结果如图 7 所示。与偏最小二乘回归模型选择最优模型的评价指标一样,由于随机森林回归模型的建立和模型验证的精度较高,且模型较为稳定,只有很小的波动性,因此,选择 900 个树时的随机森林回归模型进行大豆育种材料 LAI 的估测。

### 2.4 最优 LAI 估测模型选择

以  $R^2$ 、RMSE 和  $nRMSE$  为指标,利用参与建模的 1 887 个样本数据和未参与建模的 808 个样本数据,评价一元线性回归分析、逐步回归分析、全子集回归分析、偏最小二乘回归分析、支持向量机回归分析和随机森林回归分析模型的预测能力,筛选最优估测模型,结果如表 7 和图 8 所示。

表 7 的结果表明,利用回归分析方法建立的大豆育种材料 LAI 估测模型, LAI 预测值与实测值之间呈极显著相关,模型建立和模型验证的  $R^2$ 、RMSE 和  $nRMSE$  都较为理想,表明利用该方法建立模型进行大豆育种材料 LAI 估测是可行的。综合考虑模型建立和模型验证的  $R^2$ 、RMSE 和  $nRMSE$ ,全子集回归模型、支持向量机回归模型和随机森林回归模型的 LAI 估测精度较高。其中,随机森林回归分析方法所建立的估测模型  $R^2$  较高, RMSE 和  $nRMSE$  较

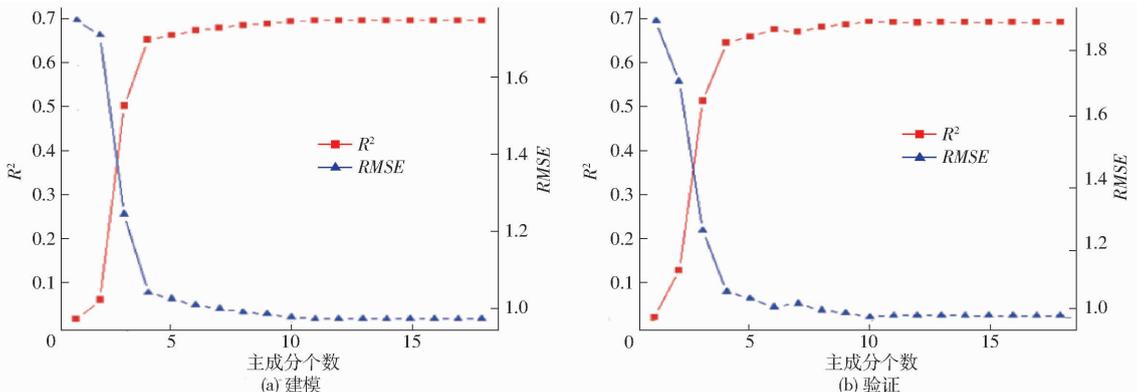


图 6 偏最小二乘回归建模结果

Fig. 6 Results of partial least squares regression model

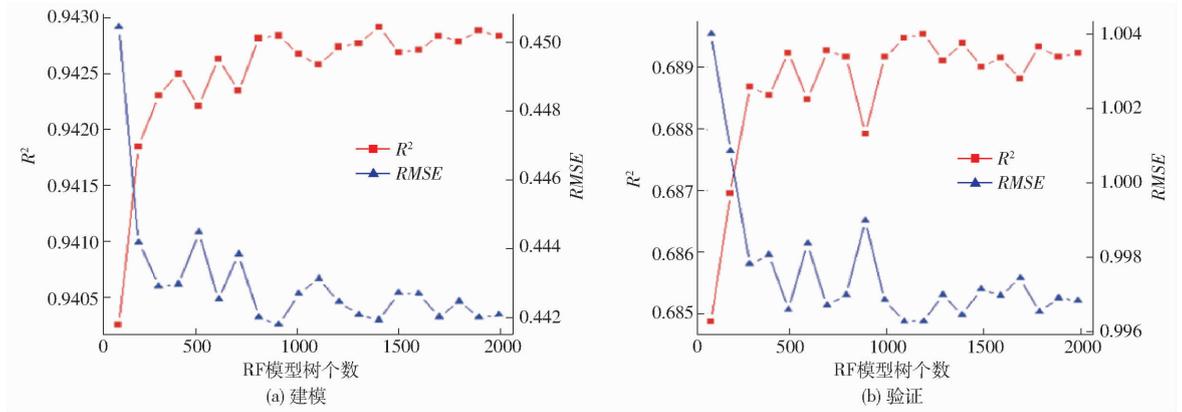


图 7 随机森林回归建模的结果

Fig. 7 Results of random forest regression model

表 7 大豆育种材料 LAI 估测模型的比较

Tab. 7 Comparison of LAI estimation models for soybean breeding materials

模型	建模指标 (1 887 个样本)			验证指标 (808 个样本)		
	$R^2$	RMSE	nRMSE/%	$R^2$	RMSE	nRMSE/%
一元线性	0.64	1.07	19.30	0.62	1.10	19.82
逐步	0.67	1.01	18.26	0.66	1.04	18.72
全子集	0.69	0.99	17.90	0.68	1.00	18.10
偏最小二乘	0.66	1.03	18.58	0.65	1.06	19.13
支持向量机	0.71	0.95	17.29	0.70	0.99	17.76
随机森林	0.94	0.44	8.02	0.69	1.00	17.97

低,但模型验证的  $R^2$  为 0.69,相对较低,与全子集回归模型和支持向量回归模型的  $R^2$  较为接近, RMSE 和 nRMSE 也较为接近,表明随机森林回归分析方法,虽然有很强的建模能力,可能由于模型建立的实测数据的限制,却没有得到很好的估测结果。在保证模型估测精度的前提下,估测模型的方法越简单越好,进行数据分析时,耗时越少越好,通过表中建模指标和验证指标的综合分析,全子集回归模型建模  $R^2$  比支持向量机回归模型小 0.02,比随机森林回归模型小 0.25,相应的 RMSE 和 nRMSE 分别大

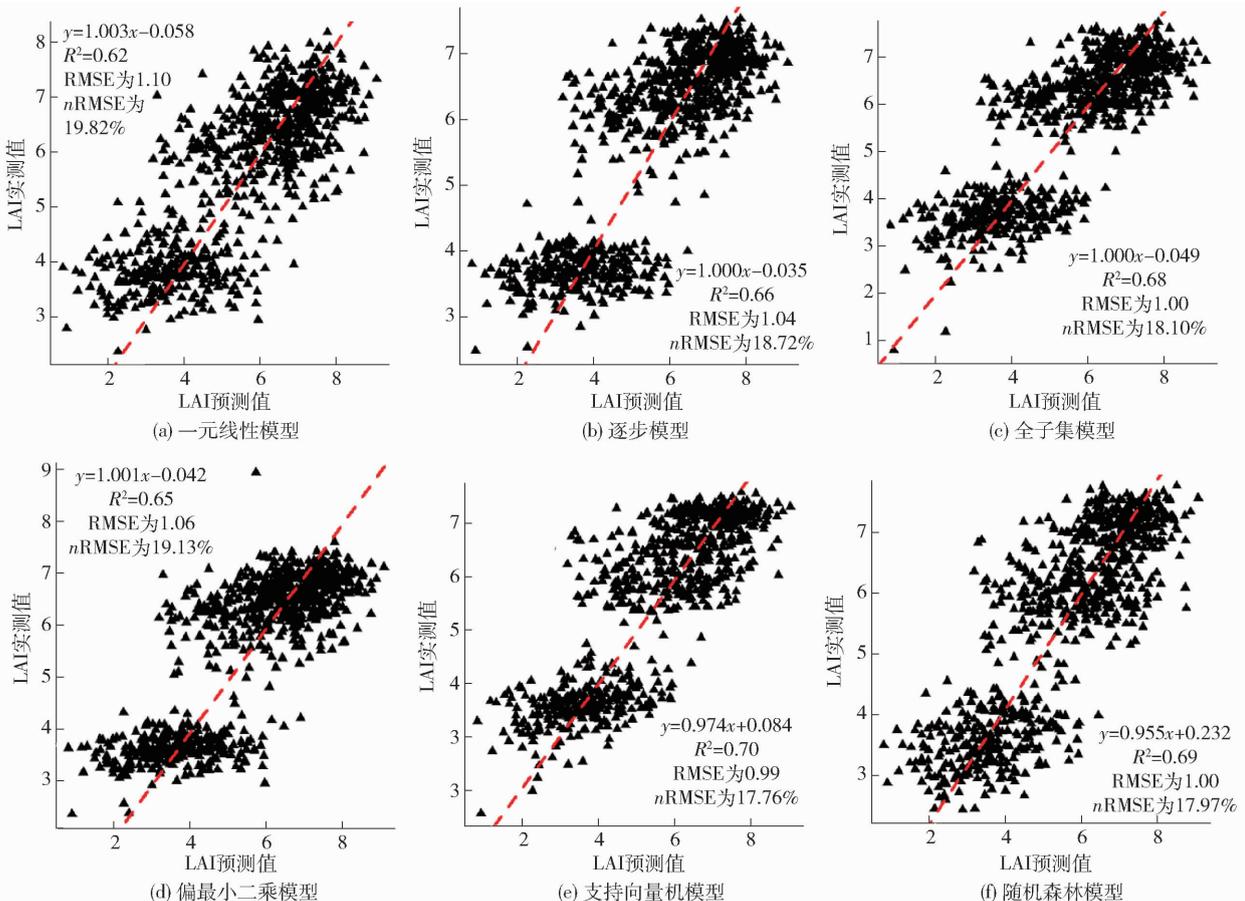


图 8 大豆育种材料整个生育期的 LAI 实测值与模型估测值的关系

Fig. 8 Relationship between measured and model estimated values of LAI of soybean breeding materials during whole growth period

0.05、0.55 和 0.61%、9.88%，相应模型验证  $R^2$  比支持向量机回归模型小 0.02，比随机森林回归模型小 0.01，比支持向量机回归模型的 RMSE 大 0.01，与随机森林回归模型大小相等，比支持向量机回归模型的  $nRMSE$  大 0.34%，比随机森林模型的大 0.13%。因此，本文选择全子集回归分析为最优估测模型。

基于全子集回归分析方法建立模型，进行研究区大豆育种材料 LAI 估测，结果如图 9 所示。其中始花期-盛花期 (R1-R2)，大豆育种材料还处于生长期，不同育种材料之间的品种特性差异

还没有表现出来，LAI 的空间分布图上差异较小，但可以了解其长势情况；始荚期 (R3)，大豆育种材料达到生长旺盛的时期，不同育种材料之间的品种特性在 LAI 空间分布图上得到呈现，有些育种材料的 LAI 较大，大于 7.5，有些在 6.5~7.5 之间，较少部分在 6.5 以下；始粒期-满粒期 (R5-R6)，大豆育种材料的整体 LAI 低于始荚期，不同的育种材料之间差异明显，有一少部分育种材料的 LAI 在 7.5 左右，有很大一部分在 6.5 左右，一部分 LAI 小于 5.0，能够对 LAI 的空间分布有较好的区分。

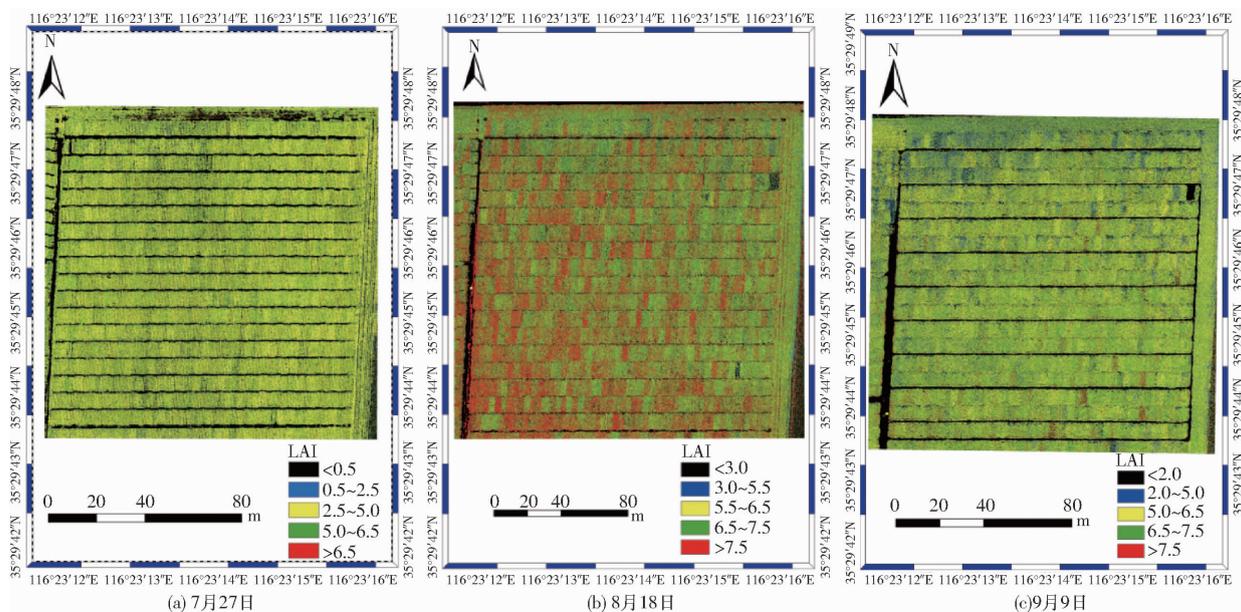


图9 大豆育种材料 LAI 估测的空间分布图

Fig.9 Spatial distribution maps of estimated LAI of soybean breeding materials

### 3 讨论

目前，基于低成本的无人机平台搭载高清数码相机进行作物参数的估测研究，主要采用经验模型，即基于可见光植被指数进行作物参数的统计学估测，不同的地区，不同的作物类型，不同的估算方法，得到的研究结果基本一致<sup>[26-29]</sup>，模型精度略有差异，这可能是由于作物长势不一致的原因造成，与作物的品种和生育期也有一定的关系。本文利用 R1-R2 期、R3 期和 R5-R6 期大豆育种材料的无人机高清数码相机和地面实测的 2 695 个育种小区 LAI 值，基于选取的 1 887 个样本数据，选择  $B$ 、 $RGBVI$ 、 $GLA$  和  $B/(R+G+B)$ ，进行 LAI 估测模型建立，利用剩余 808 个样本数据进行估测模型的验证，结果显示  $B$ 、 $RGBVI$ 、 $GLA$  和  $B/(R+G+B)$  的四元线性全子集回归模型，解析 LAI 估测模型精度最优，且模型的稳定性较好。这与文献[19, 26-27]利用无人机 RGB 数码相机进行玉米产量、叶子氮含

量、生物量或大麦的生物量的研究结果基本一致。特别是在作物 LAI 的估测研究方面，与文献[28-29]基于无人机 RGB 数码相机影像构建可见光植被指数，进行冬小麦 LAI 的估测，具有一致的结论。

从模型估测的 LAI 与实测 LAI 的散点图可以看出，模型估算偏小。其原因主要是 LAI-2200C 型植物冠层分析仪根据镜头 5 个角度的观测环 ( $0^\circ \sim 75^\circ$ ) 综合观测冠层的空隙率而得到 LAI，而数码相机仅能获取冠层垂直方向的冠层信息而估测 LAI，对比 2 种观测的方式和获取冠层的信息量，则数码相机估测的 LAI 比 LAI-2200C 型分析仪观测的 LAI 偏小；此外，LAI-2200C 型分析仪观测方向为自底向上，大豆育种材料根部附近的杂草叶片也会提高 LAI 观测值，而获取数据时，大豆育种材料长势茂盛，从冠层上方观测不到冠层下部杂草的信息，这也导致数码相机影像的估算值偏小。

本研究利用黑白定标布对得到的研究区高清数码相机影像 DN 值进行归一化标定，进行大豆育种材料

LAI 的估测,也具有一定的不足之处。本研究仅限于山东省济宁市嘉祥县 2016 年圣丰大豆育种基地育种材料的无人机高清数码影像进行测试,还需要针对不同地区,更多的大豆育种材料进行验证。

## 4 结论

(1) 利用低成本的无人机遥感平台搭载高清数码相机,获取了研究区 R1-R2、R3 和 R5-R6 生育时期大豆育种材料的高清数码影像,同时在研究区内布置黑白定标布,用于数码影像 DN 值的标定,基于标定的数码影像提取了数码影像变量,进行了数码影像变量与大豆育种材料 LAI 的相关性分析,并构建了 LAI 的一元线性回归、逐步回归、全子集回归、偏最小二乘回归、支持向量机回归和随机森林回归估测模型,综合评价模型建立和模型验证的  $R^2$ 、RMSE 和  $n$ RMSE,最终选择了  $B$ 、RGBVI、GLA 和  $B/(R+G+B)$  四元线性回归的全子集模型,进行大豆育种材料 LAI 的估测。

(2) 基于获取的不同生育期大豆育种材料冠层

高清数码正射影像,无人机飞行高度 100 m,空间分辨率 0.023 m,能够快速、清晰地对整个研究区域内大豆育种材料的叶子颜色、群体长势和品种间的差异等长势信息进行定性监测,为田间管理提供决策信息。

(3) 利用黑白定标布,进行数码影像 DN 值的标定,选取 1887 个样本数据进行数码影像变量与 LAI 的相关性分析,结果显示数码影像变量  $B$ 、RGBVI、GLA、 $WI$ 、 $G/(R+G+B)$  和  $B/(R+G+B)$  与 LAI 相关系数的绝对值均大于 0.7,达到极显著水平。

(4) 基于选取的 1887 个样本数据进行 LAI 估测模型的建立,剩余 808 个样本数据进行估测模型的验证,结果表明, $B$ 、RGBVI、GLA 和  $B/(R+G+B)$  的四元线性全子集回归估测模型的精度最优,模型建立和验证模型的  $R^2$ 、RMSE、 $n$ RMSE 分别为 0.69、0.99、17.90% 和 0.68、1.00、18.10%。因此,基于低成本的无人机遥感技术可为规模化育种过程中快速、无损和高通量获取育种材料的长势信息提供一种低成本的可行技术手段。

## 参 考 文 献

- 1 CHEN J M, CIHLAR J. Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(2):153-162.
- 2 MALONE S, JRHERBERT D A, HOLSHOUSER D L. Relationship between leaf area index and yield in double-crop and full-season soybean systems[J]. *Journal of Economic Entomology*, 2002, 95(5):945-951.
- 3 阎广建, 胡容海, 罗京辉, 等. 叶面积指数间接测量方法[J]. *遥感学报*, 2016, 20(5):958-978.  
YAN Guangjian, HU Ronghai, LUO Jinghui, et al. Review of indirect methods for leaf area index measurement[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5):958-978. (in Chinese)
- 4 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. *遥感学报*, 2016, 20(5):748-767.  
CHEN Zhongxin, REN Jianqiang, TANG Huajun, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5):748-767. (in Chinese)
- 5 赵春江. 农业遥感研究与应用进展[J/OL]. *农业机械学报*, 2014, 45(12):277-293. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20141241&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20141241&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.12.041.  
ZHAO Chunjiang. Advances of research and application in remote sensing for agriculture[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(12):277-293. (in Chinese)
- 6 邹文涛, 吴炳方, 张森, 等. 农作物长势综合监测——以印度为例[J]. *遥感学报*, 2015, 19(4):539-549.  
ZOU Wentao, WU Bingfang, ZHANG Miao, et al. Comprehensive monitoring of crop growth—take India as an example[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2015, 19(4):539-549. (in Chinese)
- 7 唐建民, 廖钦洪, 刘奕清, 等. 基于 CASI 高光谱数据的作物叶面积指数估算[J]. *光谱学与光谱分析*, 2015, 35(5):1351-1356.  
TANG Jianmin, LIAO Qinong, LIU Yiqing, et al. Estimating leaf area index of crops based on hyperspectral compact airborne spectrographic imager (CASI) data[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2015, 35(5):1351-1356. (in Chinese)
- 8 杨福芹, 冯海宽, 李振海, 等. 基于赤池信息量准则的冬小麦叶面积指数估算[J/OL]. *农业机械学报*, 2015, 46(11):112-120. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20151116&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20151116&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.11.016.  
YANG Fuqin, FENG Haikuan, LI Zhenhai, et al. Hyperspectral estimation of leaf area index for winter wheat based on Akaike's information criterion[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(11):112-120. (in Chinese)
- 9 ZHANG C, KOVACS J M. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review[J]. *Precision Agriculture*, 2012, 13(6):693-712.
- 10 SHI Y, SHUN-PING J I, SHAO X W, et al. Framework of SAGI agriculture remote sensing and its perspectives in supporting national food security[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2014, 13(7):1443-1450.

- 11 CANDIAGO S, REMONDINO F, De GIGLIO M, et al. Evaluating multispectral images and vegetation indices for precision farming applications from UAV images[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(4):4026 – 4047.
- 12 高林, 杨贵军, 王宝山, 等. 基于无人机遥感影像的大豆叶面积指数反演研究[J]. *中国生态农业学报*, 2015, 23(7):868 – 876.  
GAO Lin, YANG Guijun, WANG Baoshan, et al. Soybean leaf area index retrieval with UAV (unmanned aerial vehicle) remote sensing imagery[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2015, 23(7): 868 – 876. (in Chinese)
- 13 杨贵军, 李长春, 于海洋, 等. 农用无人机多传感器遥感辅助小麦育种信息获取[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(21):184 – 190.  
YANG Guijun, LI Changchun, YU Haiyang, et al. UAV based multi-load remote sensing technologies for wheat breeding information acquirement[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(21): 184 – 190. (in Chinese)
- 14 SUOMALAINEN J, ANDERS N, IQBAL S, et al. A lightweight hyperspectral mapping system and photogrammetric processing chain for unmanned aerial vehicles[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(11):11013 – 11030.
- 15 高林, 杨贵军, 于海洋, 等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(22):113 – 120.  
GAO Lin, YANG Guijun, YU Haiyang, et al. Retrieving winter wheat leaf area index based on unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(22): 113 – 120. (in Chinese)
- 16 赵晓庆, 杨贵军, 刘建刚, 等. 基于无人机载高光谱空间尺度优化的大豆育种产量估算[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(1):110 – 116.  
ZHAO Xiaoqing, YANG Guijun, LIU Jiangang, et al. Estimation of soybean breeding yield based on optimization of spatial scale of UAV hyperspectral image[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(1): 110 – 116. (in Chinese)
- 17 刘建刚, 赵春江, 杨贵军, 等. 无人机遥感解析田间作物表型信息研究进展[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(24):98 – 106.  
LIU Jiangang, ZHAO Chunjiang, YANG Guijun, et al. Review of field-based phenotyping by unmanned aerial vehicle remote sensing platform[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(24): 98 – 106. (in Chinese)
- 18 NIE S, WANG C, DONG P, et al. Estimating leaf area index of maize using airborne discrete-return LiDAR data[J]. *Remote Sensing Letters*, 2016, 7(2):111 – 120.
- 19 VERGARA-DÍAZ O, ZAMAN-ALLAH M A, MASUKA B, et al. A novel remote sensing approach for prediction of maize yield under different conditions of nitrogen fertilization[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2016(5):00666.
- 20 TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1979, 8(2):127 – 150.
- 21 MOUNIR L, MICHAEL M B, DOUGLAS E J. Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat[J]. *Geocarto International*, 2001, 16(1):65 – 70.
- 22 WOEBBECKE D, MEYER G, VON BARGEN K, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. *Transactions of the ASAE*, 1995, 38(1): 259 – 269.
- 23 NETO J C. A combined statistical-soft computing approach for classification and mapping weed species in minimum-tillage systems [C]. *AGRIS, FAO, UN*, 2004.
- 24 KATAOKA T, KANEKO T, OKAMOTO H, et al. Crop growth estimation system using machine vision [C] // *Proceedings of 2003 International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, 2003, 2:1079 – 1083.
- 25 GITELSON A A, ANDRÉS V, ARKEBAUER T J, et al. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies[J]. *Geophysical Research Letters*, 2003, 30(5):52 – 1 – 52 – 4.
- 26 LI W, NIU Z, CHEN H, et al. Remote estimation of canopy height and aboveground biomass of maize using high-resolution stereo images from a low-cost unmanned aerial vehicle system[J]. *Ecological Indicators*, 2016, 67:637 – 648.
- 27 BENDIG J, YU K, AASEN H, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley [J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2015, 39:79 – 87.
- 28 SCHIRRMANN M, GIEBEL A, GLEINIGER F, et al. Monitoring agronomic parameters of winter wheat crops with low-cost UAV imagery[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(9):706.
- 29 高林, 杨贵军, 李红军, 等. 基于无人机数码影像的冬小麦叶面积指数探测研究[J]. *中国生态农业学报*, 2016, 24(9): 1254 – 1264.  
GAO Lin, YANG Guijun, LI Hongjun, et al. Winter wheat LAI estimation based on unmanned aerial vehicle RGB-imaging[J]. *Journal of Chinese Eco-Agriculture*, 2016, 24(9): 1254 – 1264. (in Chinese)